

Avaliação da fusão wavelet de imagens MODIS e TM para aplicações agrícolas

Fábio Marcelo Breunig¹
Rosana Corazza²
Fabrício Brito Silva¹
Alexandre Gigagna Wielfeld¹
Antonio Roberto Formaggio¹

¹Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 - 12245-970 - São José dos Campos - SP, Brasil
{breunig, formag, fabricio, wielfeld}@dsr.inpe.br

² Universidade Federal de Santa Maria - UFSM
Centro de Ciências Naturais e Exatas - CCNE / Departamento de Geociências/
Prédio 17 - CEP 97105-970 - Santa Maria - RS, Brasil
corazza_ro@yahoo.com.br

Abstract: Remote sensing images are currently fundamental for agricultural monitoring, yield forecasting and worldwide food policy. However in tropical areas cloud coverage represents a problem, thus, to improve the images availability, this work aim was evaluate the possibility to use wavelet image fusion techniques to increase accuracy of crop areas classifications using MODIS09 and TM images. The basic hypothesis aims to explore TM geometric quality of TM and spectral and temporal quality of MODIS eight days composition. The image fusion was made through discrete wavelet transformation and the shift invariant wavelet transformation considering three decomposition levels: 1, 4 and 7. To evaluate the fusion effect on classifications, global kappa index and for each class were calculated as well, commission and omission errors. These statistics were elaborated over the confusion matrix created for each image and for the different data (four weeks). The results show that MODIS images fused with TM allowed a significant visual improvement, overcoming partially MODIS poor spatial resolution. Both wavelet fusions improved the image classifications and, consequently kappa indexes in relation of such MODIS original image classification of the same data. Classes as bare soil and crops presented the better results. In relation to the temporal variation, was verified that a temporal discrepancy larger than two week between TM and MODIS images do not improve the classification accuracy. Finally, it is important to point out the necessity to validate our results in other sites and dates and with MODIS daily images.

Keyword: remote sensing; agricultural statistics; Ipuã; image classification.

1. Introdução

O desenvolvimento da atividade agrícola ao longo da história da humanidade tem como característica a busca do homem pela capacidade de entendimento e antevisão dos componentes dos agroecossistemas. Esse desafio motivou a integração de tecnologias que proporcionassem a otimização dos recursos e tempo mediante a constante variabilidade do ambiente. As geotecnologias são exemplos desse esforço integrador multidisciplinar que tem proporcionado essa otimização pela capacidade de observação proporcionada.

Dados provenientes de satélites e técnicas de geoprocessamento, considerando os calendários agrícolas regionais, permitem fazer estimativas de área plantada e previsões de safras, entre outras atividades que compõem o planejamento agrícola (Rizzi et al., 2006; Epiphanyo et al., 2002). No entanto, a sazonalidade ambiental ainda apresenta desafios que exigem o constante esforço integrador de novas geotecnologias. Exemplo disso é o impedimento de observação por instrumentos orbitais pela presença de nuvens, a distinção de alvos agrícolas em diferentes agroecossistemas e as limitações das fontes de dados observacionais obtidos remotamente.

O programa LANDSAT desenvolvido pela NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) desde o início da década de 70 tem contribuído de forma significativa na

maioria dos trabalhos científicos e profissionais envolvendo o monitoramento da prática agrícola (Moreira et al, 2005). No entanto, a resolução temporal do seu principal sensor (TM) é um fator que limita o monitoramento agrícola. Ou seja, seu tempo de revisita de 16 dias é considerado insuficiente para o acompanhamento da evolução dos estádios fenológicos das culturas agrícolas.

Por outro lado, o programa EOS (*Eath Observation System*) também desenvolvido pela NASA, através dos produtos gerados pelo sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), tem proporcionado a partir do início do milênio um conjunto abrangente de informações ambientais num espaço de tempo de um a quatro dias. Porém, sua resolução espacial de 250 metros e 500 metros é limitante no monitoramento agrícola em escala local. Ou seja, a menor unidade de informação (pixel) proporcionada abrange uma área pouco maior a 6 hectares (62.500m²), onde a variabilidade em termos agrícolas pode ser alta.

Agregar a resolução espacial das imagens TM com a periodicidade das imagens MODIS possibilitaria o monitoramento agrícola adequado às variações dos estágios fenológicos e ciclos de manejo das culturas agrícolas. Nesse sentido, técnicas de processamento digital de imagens têm sido utilizadas para fundir imagens de diferentes sensores e características, possibilitando o efeito aditivo de suas contribuições individuais (Ventura, 2002, Pohl e Van Genderen, 1997; Zurita-Milla et al., 2006). Exemplo disso é a fusão por transformada wavelet que une duas imagens com diferentes resoluções espaciais, utilizando formulações matemáticas que geram coeficientes de detalhamento encadeados por um conjunto de equações.

Neste contexto, o presente trabalho teve o objetivo de analisar a possibilidade de usar a fusão de imagens TM e MODIS através da transformada wavelet, na distinção de classes de cobertura referentes a áreas agrícolas numa perspectiva temporal.

2. Metodologia

2.1 Área de estudo

A área de estudo selecionada localiza-se no município de Ipuã, norte do estado de São Paulo – Brasil (centrada nas coordenadas de S20,4 e W48,15). É uma região eminentemente agrícola, onde o cultivo de cana-de-açúcar é feito em larga escala, seguido do milho e outros cultivos. Apresenta clima tropical tipo Aw (Köppen), com média de temperatura anual de 23,1°C e precipitação de 1606,7 mm/ano.

2.2 Imagens de satélite utilizadas e pré-processamento

A imagem TM/Landsat-5 utilizada refere-se ao dia 12 de agosto de 2003 (6 bandas do VNIV e SWIR). As imagens equivalentes da composição de 8 dias MODIS utilizadas correspondem aos dias 225 (13-20/08/2003), 233 (21-28/08/2003), 241 (29/08-05/09/2003) e 249 (06-13/09/2003), ou seja, foram testadas as fusões para a discrepância temporal de até um mês em relação à citada imagem TM. O limite temporal foi estabelecido a partir da análise dos resultados encontrados. As imagens de reflectância de superfície MODIS de 250 metros (banda 1 e 2, centradas em 645,5 nm e 856,5 nm, respectivamente) e 500 metros (bandas 3, 4, 6 e 7, centradas em 465,6 nm, 556,6 nm, 1629,1 nm e 2114,1 nm, respectivamente) foram mosaicadas e reamostradas para 30 metros com base no interpolador vizinho mais próximo (MRT, 2008). Para fazer a fusão foi necessário proceder com a reamostragem radiométrica das imagens MODIS para 8 bits (Arai, 2003).

2.3 Fusão das imagens

A fusão das imagens foi feita utilizando diferentes variantes da fusão wavelet: fusão transformada wavelet discreta com 1, 4 e 7 níveis de decomposição (DWT_L1, DWT_L4 e

DWT_L7, respectivamente) e a fusão transformada wavelet discreta invariante a deslocamentos com 7 níveis de decomposição (SIDWT_L7), implementadas por Rockinger (1999). Os níveis de decomposição foram ajustados de forma a abranger os extremos e o nível médio. As fusões foram realizadas banda a banda, ou seja, cada banda TM foi fusionada com a banda MODIS correspondente ao mesmo intervalo espectral (ou o mais próximo).

2.3.1 Transformada Wavelet

A transformada wavelet (TW) permite decompor e recompor uma imagem de bruta para processada (transformada), gerando uma pirâmide com as múltiplas resoluções (Amolins et al., 2007). A TW pode ser discreta ou contínua. As wavelets discretas são utilizadas para a decomposição e filtragem de qualquer série temporal. A sua aplicabilidade neste aspecto advém do fato de que estas wavelets não provocam redundâncias de coeficientes entre escalas (frequências). A wavelet discreta mais comum é a wavelets de Haar (Amoling et al., 2007). A aplicação das TW em sensoriamento remoto permite integrar imagens de diferentes resoluções (Pohl e Van Genderen, 1997), o que permitiu que imagens MODIS e TM fossem fusionadas.

Para proceder a uma fusão de imagens de satélite, devemos nos certificar de que foram feitas as devidas reamostragens e o registro das imagens entre elas. No caso de uma sequência de fusão de imagem, alguns requisitos genéricos devem ser observados (Rockinger, 1997): a) o processo de fusão deve preservar todas as informações pertinentes às imagens de entrada na imagem composta; b) a fusão não deve introduzir nenhum artefato ou incoerências que possam distrair o observador humano ou estágios posteriores de processamento; c) o processo de fusão não deve conter deslocamentos, ou seja, o resultado da fusão não deve depender da localização de um objeto na imagem de entrada; d) a sequência de fusão de imagem deve ser estável temporalmente e coerente com as sequências de entrada.

Originalmente as funções wavelet foram empregadas na análise de sinais (funções unidimensionais) para decompor estes sinais em componentes de diferentes frequências. Uma característica importante das funções de base wavelet é que elas estão relacionadas umas às outras através de simples dilatações e translações. Uma função wavelet original, conhecida como wavelet mãe, wavelet básica ou wavelet de análise, é utilizada para gerar todas as funções de base (Amoling et al. 2007). A TW permite representar uma imagem como um conjunto de coeficientes dados pelo produto interno da função original com uma função elementar de energia finita (wavelet), a base da transformada. Este produto interno, na verdade, corresponde a um fator de semelhança, ou seja, seu valor será maior quando existir uma maior semelhança (correlação) entre as duas funções, dentro do intervalo de tempo (ou espaço) em que está sendo feita a análise. A idéia principal de todas as fusões multiresolução é beneficiar o sistema visual humano que é essencialmente sensível a mudanças locais de contraste, por exemplo, as bordas ou cantos (Hill, 2002; Rockinger, 1997).

As fusões wavelets são extensões do método de filtro “passa-alta” que faz uso da idéia de que detalhes espaciais encontram-se em altas frequências. O objetivo do processo de fusão de imagens a partir de transformada wavelet discreta (DWT) é reunir nessa nova imagem as melhores características de cada dado original necessárias para uma determinada aplicação (Amolins et al., 2007). Alguns aspectos desejáveis incluem alta resolução espacial e alta resolução espectral (imagens de satélite pancromáticas e multiespectrais). O processo de fusão visa explorar as informações redundantes e principalmente as complementares de imagens geradas por sensores com características espaciais, espectrais, radiométricas e temporais distintas, gerando uma informação mais adequada para percepção humana ou para processamentos decorrentes como, por exemplo, a classificação.

No caso da fusão por transformada wavelet, todos os respectivos coeficientes wavelet das imagens de entrada são combinados usando a regra de fusão Φ . Uma vez que os coeficientes

wavelet de altos valores absolutos contêm as informações sobre as principais características das imagens como bordas e linhas, uma boa regra de fusão é tomar os valores absolutos máximos dos coeficientes wavelet correspondentes. O valor absoluto máximo dentro de uma janela é usado como uma medida de atividade do pixel central da janela. Um mapa de decisão binário do mesmo tamanho que o DWT é construído de modo a registrar os resultados da seleção, baseado numa regra de “seleção máxima”. Ao invés de usar uma decisão binária, os coeficientes resultantes são dados por uma média ponderada baseada nos níveis de atividade local nas sub-bandas de cada uma das imagens. (Hill, 2002)

Para superar a dependência de translação (*shift*) do método de fusão wavelet discreto, as imagens de entrada devem ser decompostas em uma representação wavelet sem translação. Existem várias formas de fazer isto: o método mais simples é calcular a transformada wavelet para todos os tipos possíveis de translações circulares das imagens de entrada. Nem todas as translações são necessárias. Existe um sistema (de Beylkin) computacionalmente eficiente em relação a estas representações wavelets “overcomplete” (Rockinger, 1996).

2.4 Classificação das imagens

Os mapas de referência foram gerados a partir de um banco de dados existente (Sanches et al. 2003, 2005), baseado em inspeções de campo. As referências e as classificações supervisionadas foram elaboradas para seis classes de uso: solo exposto (4198,86 ha), culturas (5861,97 ha), campo (1455,66 ha), vegetação não fotossinteticamente ativa – NPV (4258,44 ha), áreas queimadas (1973,52 ha) e áreas com mistura de diferentes alvos (2971,98 ha). Alvos com pouca variação temporal (\approx estáticos) como as áreas urbanas, rodovias, mata galeria e corpos hídricos foram mascarados, tendo em vista sua fácil identificação e baixa variação temporal.

A partir da referência de campo, foram geradas referências para as datas analisadas (dias 225, 233, 241 e 249) com base na interpretação visual e edição manual dos polígonos. Como não havia disponibilidade de imagens TM para cada semana, as imagens MODIS foram utilizadas para identificar as áreas de mudança do uso do solo. A subtração entre a imagem posterior e anterior da banda do infravermelho próximo (NIR) permitiu identificar as áreas onde ocorreram as mudanças e conseqüentemente atualizar o mapa de referência para cada data.

As imagens TM, MODIS e as imagens derivadas das fusões foram classificadas através de um classificador supervisionado (Mahalanobis). Para fazer o treinamento do classificador foram utilizados os mesmos pixels para cada classe, o que permitiu avaliar a contribuição das fusões.

2.5 Técnicas estatísticas

Para avaliar a contribuição das fusões foi utilizado o índice Kappa que pode ser calculado a partir da matriz de confusão gerada entre os mapas de referência e as classificações supervisionadas de cada data analisada. Detalhes sobre o cálculo do índice Kappa podem ser encontrados em Hudson e Ramm (1987).

3. Resultados

3.1 Mapa de referência

O mapa de referência indicou que as mudanças no uso e cobertura do solo foram pequenas durante o intervalo temporal considerado. As áreas de queimadas (associadas à colheita da cana-de-açúcar) apresentaram maior perda de área devido a crescimento da própria cana-de-açúcar, vegetação forrageira, ervas daninhas ou crescimento de novas culturas agrícolas. As áreas de NPV também apresentaram mudanças significativas nas quatro

semanas analisadas em função do aparecimento de vegetação verde. Classes como solo exposto e campo apresentaram pequenas mudanças. Verificou-se que a classe mistura apresentou alto grau de dificuldade na sua discriminação ao longo da série temporal.

3.2 Fusões MODIS - TM

Visualmente foi possível verificar que a fusão para as datas mais próximas à TM gerou os melhores resultados. A medida que ocorre uma maior disparidade entre as datas, as fusões começam a gerar artefatos. Esse resultado concorda com a literatura (Rockinger 1996, 1999) e está associado a mudanças das características espectrais dos alvos. Rockinger (1999) comenta que a diferença temporal não deve ser grande, entretanto, não apresenta os limites de tolerância aceitáveis. Em termos de classes de cobertura, verificou-se que as mudanças mais perceptíveis estão associadas à classe NPV. Na classe solo exposto ocorreram pequenas alterações espectrais entre as datas. A classe vegetação também apresentou pequenas mudanças, avançando sobre as áreas de NPV e queimadas.

Outro ponto perceptível é a presença de bordas erráticas nos limites dos talhões. Essa é uma consequência do tamanho dos pixels do MODIS (250 e 500 metros). Verificou-se, com frequência, que um mesmo pixel MODIS ao ser fusionado com a imagem TM correspondia a mais de um talhão. Isso fez com que as bordas de talhões apresentassem diferenças espectrais em relação aos pixels puros do interior do talhão.

3.3 Classificações supervisionadas

A classificação supervisionada Mahalanobis foi realizada para todas as imagens (TM, MODIS e fusões). Foi encontrada uma boa correspondência da classificação da imagem TM e das fusões com o mapa de referência para as classes culturas e NPV. A classe queimadas apresentou forte confusão com o solo exposto, campo e áreas de mistura. Em geral, essa confusão está associada ao efeito da resolução degradada do MODIS, que suaviza e homogeneiza a resposta dos alvos, dificultando sua discriminação. Na Figura 1 são apresentadas as classificações feitas para todas as imagens da primeira data.

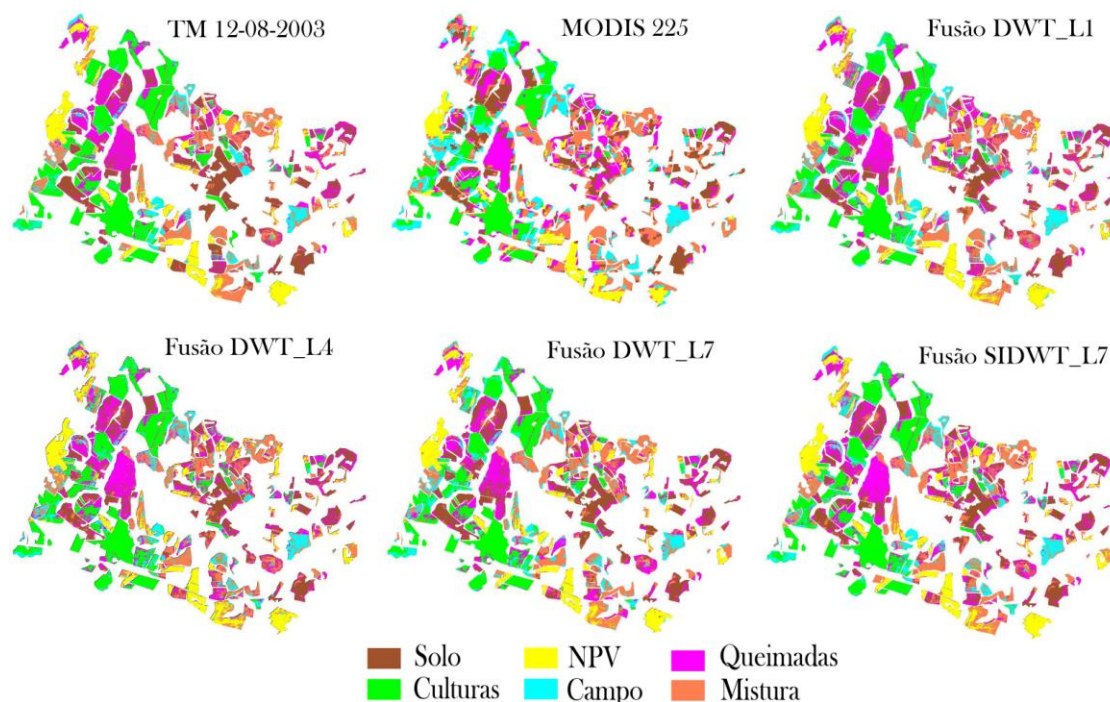


Figura 1 – Resultado da classificação supervisionada Mahalanobis para a imagem TM de 12-08-2003, MODIS 225 e as diferentes técnicas de fusão wavelet utilizadas.

Áreas de campo também foram confundidas com culturas. Esse erro da classificação pode ser associado à semelhança espectral das culturas com algumas áreas de campo. Fato semelhante foi encontrado para a classe solo exposto, que em alguns pontos foi classificada como área de mistura. A separação entre essas classes muitas vezes é difícil em termos computacionais e requer a análise visual e temporal dos dados (a exemplo do que foi feito para gerar o mapa referencia).

3.4 Resultado dos índices

De acordo com Tabela 1, as fusões da imagem TM com as composições de 8 dias das imagens MODIS proporcionaram melhoria nos índices em relação à imagem MODIS original de cada data, comprovando a eficácia da utilização das fusões wavelet em todos os níveis de decomposição utilizados. Todavia, a partir da terceira data, os valores do índice Kappa encontrados passaram a se assemelhar muito àqueles obtidos para a imagem MODIS, principalmente para a última data, onde até mesmo resultados piores puderam ser encontrados em alguns níveis de decomposição. Assim, fusões com um distanciamento temporal maior do que duas semanas das imagens MODIS em relação à TM não apresentaram melhora significativa para a classificação de áreas agrícolas na área de estudo em questão. Esse resultado concorda com as colocações de Rockinger (1999) sobre a necessidade de trabalhar com imagens de datas próximas para realizar uma fusão.

Tabela 1 – Índice de qualidade Kappa das classificações, calculado para os dados originais (TM e MODIS) e para as fusões wavelet *versus* os mapas de referência para cada data.

Data/imagem	TM	MODIS	DWT L1	DWT L4	DWT L7	SIDWT L7
225	0,5748	0,4021	0,5065	0,5388	0,5338	0,5240
233		0,3946	0,4728	0,4718	0,4826	0,4433
241		0,3827	0,3972	0,3941	0,3824	0,3752
249		0,3639	0,3703	0,3542	0,3403	0,3810

Em relação aos índices de Kappa encontrados para as diferentes classes de uso do solo, verificou-se, conforme a Tabela 2, uma tendência de degradação dos valores obtidos com o maior distanciamento temporal em relação à imagem TM, principalmente a partir da terceira semana, indo de acordo com o resultado do índice Kappa global.

Para as classes solo, culturas e NPV (Tabela 2), principalmente nas duas primeiras semanas, a técnica da fusão wavelet em diferentes níveis possibilitou uma significativa melhora dos índices Kappa obtidos em relação à imagem MODIS, o que comprova a vantagem da utilização da fusão da imagem TM com a MODIS para identificação dos alvos agrícolas quando não se dispõe de imagens TM de boa qualidade (com presença de nuvens, por exemplo). A análise dos erros de comissão e omissão apresentada na Figura 2 mostra que ambos aumentam com o maior intervalo temporal entre a imagem TM e as composições MODIS.

Focando a análise na classe culturas, que representa o maior interesse no contexto agrícola, os erros de comissão foram os menores com aumento linear entre as semanas analisadas (Figura 2). Em relação aos erros de omissão as fusões apresentaram um ganho significativo em relação à imagem MODIS. Assim, com as fusões a probabilidade de não classificar como culturas pixels dessa classe diminui, aumentando a confiabilidade das classificações.

No que concerne às classes campo, queimadas e mistura (Tabela 2), verificou-se que estas apresentam baixos valores de Kappa, mesmo para as imagens fusionadas, e que ocorre uma

degradação dos índices com o distanciamento temporal, fato relacionado às características espectrais destes alvos que dificultam a sua distinção exata em relação a outros usos do solo.

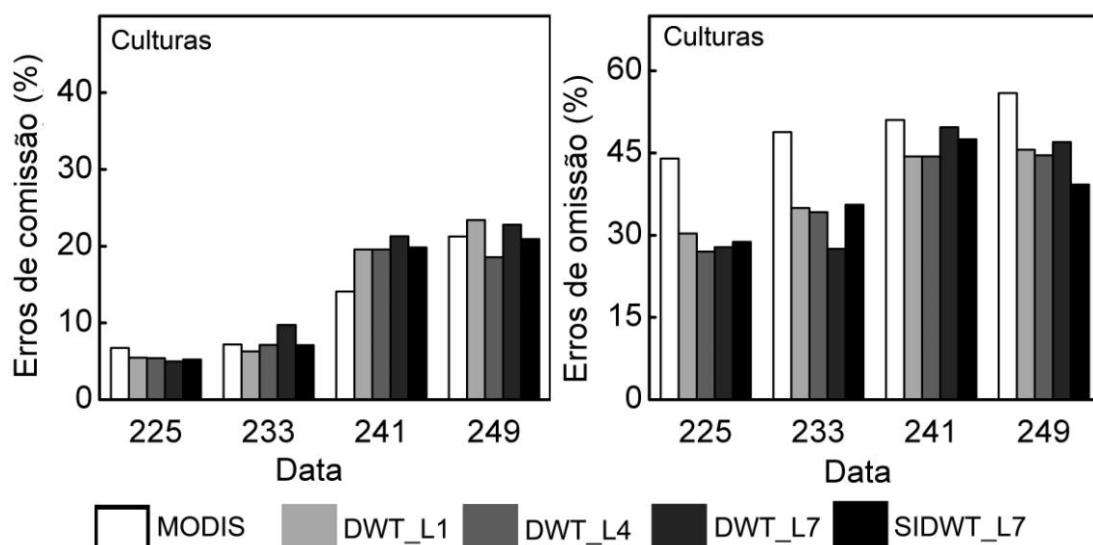


Figura 2 – Erros de comissão e omissão da classe culturas.

Tabela 2 – Ajuste do índice de qualidade Kappa para cada classe.

Data	classe	TM	MODIS	DWT L1	DWT L4	DWT L7	SIDWT L7
225	Solo	0,6803	0,4597	0,6224	0,6328	0,6068	0,6209
	Culturas	0,9051	0,9060	0,9236	0,9240	0,9307	0,9272
	NPV	0,9912	0,8754	0,9937	0,9828	0,9941	0,9933
	Campo	0,2784	0,1990	0,2581	0,2851	0,2144	0,2713
	Queimadas	0,2911	0,3500	0,2423	0,2477	0,2445	0,2263
	Mistura	0,2889	0,1671	0,2521	0,2804	0,2953	0,2641
233	Solo	-	0,4476	0,6554	0,6680	0,6458	0,6301
	Culturas	-	0,8990	0,9116	0,8997	0,8631	0,9001
	NPV	-	0,7355	0,6722	0,6089	0,6030	0,6206
	Campo	-	0,2391	0,2680	0,2478	0,2310	0,2037
	Queimadas	-	0,1197	0,1690	0,1660	0,2101	0,1527
	Mistura	-	0,4476	0,3306	0,3432	0,3000	0,3074
241	Solo	-	0,4387	0,5361	0,5289	0,5559	0,5027
	Culturas	-	0,7997	0,7215	0,7358	0,6969	0,7176
	NPV	-	0,8836	0,7967	0,7057	0,6847	0,6847
	Campo	-	0,1484	0,2503	0,2295	0,2384	0,2446
	Queimadas	-	0,0000	0,0000	0,0193	0,0522	0,0000
	Mistura	-	0,2045	0,2655	0,2630	0,2352	0,2462
249	Solo	-	0,5739	0,5811	0,5794	0,5269	0,5714
	Culturas	-	0,7063	0,6770	0,6670	0,6851	0,7109
	NPV	-	0,8167	0,7580	0,6066	0,6373	0,6316
	Campo	-	0,1278	0,2527	0,2211	0,2394	0,2372
	Queimadas	-	0,0537	0,0580	0,0595	0,0362	0,0671
	Mistura	-	0,2288	0,2862	0,2731	0,2298	0,2668

4. Considerações finais

A possibilidade de incrementar a resolução temporal do sensor TM através de fusões com imagens MODIS (composição 8 dias) é bastante atrativa considerando a possibilidade de usar essa técnica para o monitoramento de áreas agrícolas em regiões tropicais.

Os resultados encontrados mostraram que é possível utilizar a fusão de imagens através de diferentes transformações discretas wavelet para classificar e identificar áreas agrícolas. Contudo, apenas fusões com limite temporal de 2 semanas após a data da imagem TM apresentaram melhorias significativas nas classificações de alvos agrícolas.

As fusões SIDWT_L7 e DWT_L7 apresentaram os melhores resultados considerando o índice de qualidade Kappa e a matriz de confusão. Cabe destacar que níveis de decomposição mais elevados apresentam um alto custo computacional e que seus resultados podem não ser significativamente melhores. Assim, faz-se necessário uma análise prévia para escolher o melhor método de fusão e o nível e decomposição adequado para cada estudo de caso.

Por fim, a título de sugestão, coloca-se a necessidade de validar o resultado obtido para outras datas e regiões, testar outras técnicas de fusão e repetir os procedimentos adotando imagens MODIS diárias para definir o limite temporal exato para o qual as fusões propiciam algum incremento na acurácia das classificações.

5. Agradecimentos

O grupo agradece à MSc. Ieda Sanches pelo fornecimento do banco de dados com o mapa da classificação do uso do solo; aos doutorandos Egídio Arai e Ramon Moraes de Freitas pelo apoio na execução do trabalho e à CAPES pelo apoio financeiro (bolsas e pelo projeto PROCAD nº 0258059).

6. Referências

- Amolins, K.; Zhang, Y.; Dare, P. - Wavelet based image fusion techniques — An introduction, review and comparison - **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**. n. 62, p. 249–263, 2007.
- Arai, E. **Convgeotif**. Aplicativo. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE. 2003.
- Epiphany, J. C. N.; Luiz, A. J. B.; Formaggio, A. R. Estimativa de áreas agrícolas municipais, utilizando sistema de amostragem simples sobre imagens de satélite. **Bragantia**. v.61, n. 2, p.187-197, 2002.
- Hong, G.; Zhang, Y. Comparison and improvement of wavelet-based image fusion. **International Journal of Remote Sensing**, v. 29, n. 3, p. 673-691, 2008.
- Hudson, W.D.; Ramm, C.W. Correct formulation of the kappa coefficient of agreement. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**. v. 53, n. 4, p 421-422, 1987.
- Leonardi, S. S.; Ortiz, J. O.; Fonseca, L. M. G. Comparação de técnicas de fusão de imagens para diferentes sensores orbitais. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR). **Anais...** Goiânia: INPE 12 (2005): p. 4111-4113. Disponível em: < <http://mar.te.dpi.inpe.br/col/ltd.inpe.br/sbsr/2004/11.19.22.49/doc/4111.pdf> >. Acesso em: 9 mar. 2008.
- Moreira, M. A.; Rudorff, B. F. T.; Felício, J. C. Variação espectral e eficiência de uso da radiação fotossinteticamente ativa em ensaio com genótipos de trigo. **Bragantia**. v. 64, n. 3, p. 331-338, 2005.
- Pohl, C.; Van Genderen, J. L. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications. **International Journal of Remote Sensing**. v. 19, n. 5, p. 823- 854, 1998.
- Rizzi, R.; Rudorff, B. F. T.; Adami, M. Estimativa da área de soja no Estado do Rio Grande do Sul por um método de amostragem. **Ciência Rural**. v. 36, n. 1, p. 30-35, 2006.
- Rockinger, O. "Pixel level fusion of image sequences using wavelet frames", **IN: Proc, 16th Leeds Annual Statistical Research Workshop**, Leeds University Press, 1996. p. 149-154.
- Rockinger, O. **Metapix: solutions beyond the pictures - image fusion toolbox**, 1999 Disponível de: < <http://www.metapix.de/indexp.htm> >, Acesso em: 15 de jul. 2008.
- Ventura, F, N, **Fusão de imagens de sensores remotos utilizando a transformação wavelet**, 2002, (INPE--TDI) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2002.
- Zurita-Milla, R; Clevers, J. G.P.W.; Schaepman, M. E. Landsat tm and MERIS FR image fusion for land cover mapping over the Netherlands. In: 2nd Workshop of the EARSeL SIG on Land Use and Land Cover. Center for Remote Sensing of Land Surfaces, **Proceedings ...Bonn**, 28-30 September 2006. Disponível em: < http://www.zfl.uni-bonn.de/earsel/papers/34-40_zurita-milla.pdf >. Acesso em: 12 mar. 2008.